

# 새로운 속도함수를 갖는 레벨 셋 방법을 이용한 의료영상분할

김선월<sup>1</sup> · 조완현<sup>2</sup>

<sup>1</sup>전남대학교 통계학과, <sup>2</sup>전남대학교 통계학과

(2010년 4월 접수, 2011년 3월 채택)

## 요약

본 논문에서는 레벨 셋 방법을 이용하여 영상분할을 수행하는데 필요한 새로운 하이브리드 속도함수를 제안한다. 새롭게 제안하는 속도함수는 정확한 분할 결과를 위하여 영상의 객체가 가지고 있는 영역정보와 윤곽선정보를 함께 이용한다. 영역정보는 관심이 있는 물체영상내의 픽셀들의 밝기에 대한 확률분포의 정보를 이용하였고, 윤곽선정보는 영상의 에지의 기울기로부터 주어지는 기울기 벡터장을 이용하였다. 제안된 방법을 이용한 분할결과의 정확성을 확인하기 위하여 가상영상과 실제 사용되는 의료영상에 대하여 다양한 실험을 실시하고, 분할된 결과를 통하여 제안된 방법의 우수성을 입증하였다.

주요어: 의료영상, 영상분할, 레벨 셋 방법, 영역정보와 윤곽정보, 하이브리드 속도함수.

## 1. 서론

의료영상처리는 CT, MR 그리고 PET 등의 다양한 의료영상 촬영기기로부터 획득된 의료영상들로부터 장기조직들에 대한 정보를 추출하거나 시각화할 수 있는 새로운 방법들이 제공됨으로써 의료영상분야의 급격한 발전을 가져오고 있다. 이 중에서 영상분할은 의사의 진단, 치료계획과 치료처치를 돕는 환자의 영상자료 분석에서 매우 중요한 단계 중 하나이고, 정확한 영상분할은 단순히 눈으로 신체 특정 부위의 모양과 상태를 보거나 조사하는 정도에서 벗어나 원하는 신체 부위를 정확히 찾아내어 최상의 수술 계획을 세우거나 또는 질병의 진행 모습을 추적하는 데에도 유용하게 이용된다. 그러나 해부학적 의료지식이 많은 전문가라 하더라도 동일 영상에 대해 항상 똑같은 조직을 구분하거나 판별하기는 어려운 일이다. 예를 들어 현재 환자의 뇌에 발생한 암이나 종양의 모양을 항상 똑같이 추출해 내거나 기억하기는 불가능하며 같은 전문가 사이라도 결과가 조금씩 다를 수 있기 때문에 현재의 정확한 형태를 추출해서 기억해 놓거나 시간 경과에 따른 특정 부위의 변화된 모습을 추적하기엔 어려움이 많이 따른다. 이런 이유로 컴퓨터를 이용한 의료영상 처리기술의 개발에 대한 필요성이 제기되며 영상처리 과정의 첫 단계에서 가장 중요시되는 점은 성능이 우수한 영상분할 기술의 지속적인 개발에 있다. 따라서 영상분할을 실시하는데 여러 가지 방법들이 제안되고 있지만 이 중에서 동적 윤곽선 모형(active contour model) 알고리즘은 객체의 경계선을 찾기 위해 영상의 격자 위에서 변형되는 곡선으로 사용자의 정보를 입력받아 이를 활용하여 영상을 분할하는 방법으로 가장 효율적이고 정확한 분할방법으로 알려져 있다. 본 논문에서는 동적 윤곽선을 이용하여 초기 객체를 정의하고 윤곽선의 움직임을 추적하여 영상분할을 수행하기 위한 새로운 속도함수를 제안한다. 새롭게 제안하는 속도함수는 영역정보와 윤곽선정보의 두 가

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(KRF-2010-0013757).

<sup>1</sup>교신저자: (500-757) 광주시 북구 용봉동 300, 전남대학교 통계학과, 박사수료. E-mail: sunworl@gmail.com

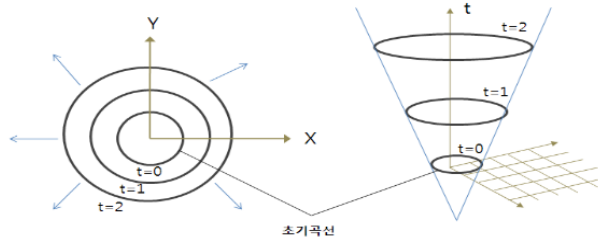


그림 2.1. 레벨 셋을 정의하기 위한 곡선의 변화: 초기곡선의 확장(원)과 시간  $t$ 의 변화에 따른 좌표 값(오)

지 정보를 동시에 이용하는 것을 고려하였다. 먼저 영역정보는 각 영역에서 픽셀의 밝기를 통계적 모델로 적합시킴으로써 영상의 분할에 적용하도록 하였고, 픽셀의 통계적 모델링을 위해 가우시안 분포를 사용하였다. 또한 윤곽선정보는 경계선의 방향을 제공하는 기울기 정보인 기울기 벡터장(gradient vector field)으로부터 유도되는 기울기 값을 동적 윤곽선을 위한 외력으로 사용하였다. 논문의 구성은 다음과 같다. 제 1장 서론에 이어, 제 2장에서는 영상분할을 위한 제안한 방법을 기술하고, 제 3장에서는 제 2장에서 제안한 방법들을 이용한 여러 가지 실험 및 결과분석에 관하여 기술하며, 제 4장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 영상분할을 위한 새로운 속도함수

### 2.1. 레벨 셋을 이용한 2차원 영상분할

레벨 셋 방법(Level set method)은 1988년에 Osher와 Sethian (1988)에 의해 처음으로 소개된 이론으로 동적 윤곽선이 각 경계선에서 계산되는 곡률에 의존하는 특정한 속도에 따라 움직이는 형태를 수리적으로 모형화 하는데 사용되는 수치 해석적 방법이다. 여기서 움직이는 형태란 주어진 초기 경계 모델로 설정한 초기곡선이 실제로 분할하고자 하는 객체 경계선까지 일정시간동안 법선방향으로 임의의 속도를 가지고 움직이는 모델을 의미한다. 먼저 관측된 영상을 그레이 레벨 함수(gray level function)  $I: \Omega \rightarrow R^+$ 로 표현한다면,  $\Omega \subseteq R^2$ 은 2차원 영상의 정의영역이다. 또한 관측된 영상을 구성하고 있는 개체들을 분할하기 위하여 움직이는 변형모델을 고려했을 때 이것을 곡선  $C$ 로 나타내면 다음과 같은 스칼라 거리 함수  $\phi(w)$ 의 제로값을 갖는 레벨 셋으로 표현될 수 있다.

$$C = \{w = (x, y) \in R^2 | \phi(w, t) = 0\}. \quad (2.1)$$

이 곡선  $C$ 는 시간  $t$ 에서의 레벨 셋 함수  $\phi(w)$ 에 의존하는 제로 레벨 셋으로 주어지며, 미분방정식을 통하여 표현된다. 곡선의 경계를 추적하기 위해선 그림 2.1과 같이 현재 경계를 초기 폐곡선으로 설정하고 시간  $t$ 의 변화에 따라 곡선의 법선벡터 방향으로 곡률에 의한 속도  $F(t)$ 로 움직일 때 변하는 폐곡선의 현재위치를 알 수 있어야 한다 (Sethian, 1999). 그림 2.1의 왼쪽은 초기곡선이 시간  $t$ 의 변화에 따라 확장해 나가는 것을 보여주며, 오른쪽은 시간  $t$ 의 변화에 따른 좌표 값을 나타내고 있다.

임의시간  $t$ 에서의 곡선  $C$ 의 진행은 레벨 셋 함수  $\phi$ 의 제로값( $\phi = 0$ )으로 표현되며 하나의 격자점  $w$ 에서 곡선까지의 거리를  $D$ 라고 하면 다음의 식 (2.2)와 같이 부호화된 거리함수를 사용하여 임의의 점들과 곡선간의 관계를 레벨 셋 함수  $\phi$ 로 표현할 수 있다.

$$\phi(w) = \pm D(w, C), \quad (2.2)$$

여기서  $\phi(w)$ 는 곡선  $C$  내부의 점 ( $\Omega_c$ )들에 대해서는 양수의 값을 갖고, 곡선  $C$  외부의 점 ( $\Omega/\Omega_c$ )들에

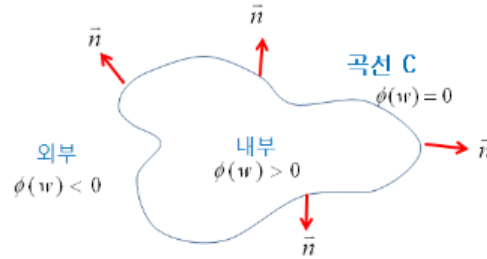


그림 2.2.  $\phi$ 함수를 이용한 곡선의 외부와 내부

대해서는 음수의 값을 갖으며 곡선위의 점들에 대해서는 제로의 값을 갖는다.

$$\phi(w) = \begin{cases} \phi(w) > 0, & \text{on } w \in \Omega_C, \\ \phi(w) = 0, & \text{on } w \in \Omega, \\ \phi(w) < 0, & \text{on } w \in \Omega/\Omega_C. \end{cases}$$

함수  $\phi$ 에 대한 곡선움직임의 방정식을 구하기 위하여 제로 레벨 셋 값을 가지는 함수  $\phi$ 를 다음 식 (2.3)과 같이 시간함수로 표현한다.

$$\phi(w, t) = 0. \tag{2.3}$$

위의 식 (2.3)에서 제로 레벨로 표시되는 곡선의 시간적 변화를 체인법칙(chain rule)을 이용하여 다음과 같이 구할 수 있고,

$$\frac{\partial \phi(w, t)}{\partial t} + \nabla \phi(w, t) \bullet \frac{dw}{dt} = 0, \tag{2.4}$$

$$\phi_t(w, t) \equiv \frac{\partial \phi(w, t)}{\partial t}. \tag{2.5}$$

속도함수  $F(t)$  곡선의 법선 방향으로의 속도를 정의하므로 다음과 같이 주어진다.

$$F(t) = \frac{dw}{dt} \bullet \vec{n}, \tag{2.6}$$

여기서  $\vec{n}$ 은 곡선의 법선벡터이며 레벨 셋 함수  $\phi$ 의 기울기로 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\vec{n} = \frac{\nabla \phi(w, t)}{|\nabla \phi(w, t)|}. \tag{2.7}$$

또한, 식 (2.6)과 (2.7)을 이용하여 다음과 같이 표현할 수 있고,

$$F|\nabla \phi(w, t)| = \nabla \phi(w, t) \bullet \frac{dw}{dt}. \tag{2.8}$$

식 (2.8)을 식 (2.5)에 대입하면 다음 식 (2.9)와 같이  $\phi$ 를 구할 수 있다.

$$\phi_t(w, t) + F|\nabla \phi(w, t)| = 0, \tag{2.9}$$

$$\phi_t = -F|\nabla \phi|.$$

또한 식 (2.1)에서 정의한 곡선은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\frac{\partial C}{\partial t} = F \bullet \vec{n}. \tag{2.10}$$

이때 곡선  $C$ 을 속도함수  $F$ 를 갖는 법선벡터  $n$ 의 방향으로 점진적으로 진행시킨다. 따라서 이 경우에 속도함수  $F$ 를 어떻게 정의하는가에 따라 정확한 분할결과를 얻을 수 있기 때문에 우리는 본 논문에서 객체의 윤곽선정보와 영역정보를 결합한 새로운 속도함수를 제안한다.

## 2.2. 제안하는 속도함수

먼저 본 논문에서 제안되는 속도함수는 세 가지 정보를 결합하여 정의된다. 첫 번째로 객체의 경계선으로부터 유도되는 속도함수를 갖는 동적 윤곽선 모델인 기울기 벡터장을 고려하였고, 두 번째로는 객체의 영역정보를 이용하는 픽셀 값들의 확률분포모형을 고려하였다. 세 번째로는 움직이는 곡선을 부드럽게 해주는 평균 곡률을 고려하는 동적 윤곽선 모형을 고려하였다. 따라서 속도함수의 구성은 동적 곡선의 정확한 가장자리 검출을 위한 구동력의 부분으로 정렬 항과 개체들의 영역을 효율적으로 분할할 수 있는 확률분포 항 그리고 윤곽선의 최단 길이를 갖는 정칙 항으로 구성된 속도함수를 정의한다.

**2.2.1. 정렬 항(Alignment term)** 첫 번째 정렬 항은 기울기 벡터장을 이용하여 기울기 벡터장과 곡선의 법선 벡터 사이의 내적의 절대 값으로 나타내며 입력영상에서 주어진 객체들의 경계 쪽으로 곡선모델이 움직이도록 조절해주는 항이다. 기존의 동적 윤곽선 모델은 초기곡선을 설정 할 때 찾고자하는 물체의 윤곽선과 가까운 곳에 설정해야하고 초기곡선의 설정의 범위가 매우 작다. 또한 초기곡선이 윤곽선에서 멀리 설정되었을 때는 오목한 윤곽선의 경계부분에서는 수렴이 잘되지 않는 단점이 있다. 이런 단점을 보완하기 위해 Xu와 Prince (1995)는 벡터가 객체의 경계로부터 멀리 떨어져 있는 곳에서도 벡터성분을 갖도록 하기 위해 기울기 벡터의 확산 방정식을 적용해 새로운 벡터장을 정의하였다 (Chuang과 Lie, 2004; Xu와 Prince, 1997). 기울기 벡터장을 구하기 위해서는 에지 이미지를 먼저 생성해야 하는데, 윤곽선 가까이에서 큰 값을 갖는 영상의 픽셀값  $I(x, y)$ 로부터 유도된 함수  $f(x, y)$ 를 에지 맵(edge map)으로 정의한다. 에지 맵의 기울기( $\nabla f$ )는 윤곽선을 향하는 벡터를 갖고 이런 벡터들은 윤곽선 근처에서 커다란 크기를 갖는다. 또한 동일한 영역에서는  $\nabla f$ 가 거의 영인 성질을 갖는다. 따라서 기울기 벡터장은 에너지함수로 정의된 식 (2.11)을 최소화하는 벡터장  $V(x, y) = (u(x, y), v(x, y))$ 으로 정의할 수 있다 (Jayadevappa 등, 2009).

$$E = \iint \{ \mu (u_x^2 + v_x^2 + u_y^2 + v_y^2) |\nabla f|^2 |V - \nabla f|^2 \} dx dy, \quad (2.11)$$

여기서  $u_x, u_y, v_x, v_y$ 는 모든 장  $(x, y)$ 의 공간미분(spatial derivative)이고,  $\mu$ 는 조절인자(regulation factor)로서 0부터 1사이의 값을 지정해준다. 이것은 첫 번째 항과 두 번째 항과의 균형을 제어하는 조정변수이다. 이 변수는 영상에서의 잡음의 양에 따라 정해지는데 잡음이 많은 영상에서는 값을 크게 설정하여 상수 값으로 준다.  $\nabla f$ 는 에지 맵의 기울기로  $|\nabla f|$ 가 작으면 에너지는 매끄러운 장을 야기하는 벡터장의 편도함수로 특징지어지고 벡터 영역에서의 오그라짐 현상이나 발산이 일어나지 못하게 한다.  $|\nabla f|$ 가 크면  $V$ 가 에지 맵의 기울기와 거의 같도록  $V$ 를 유지시켜 준다. 에너지함수는 정규화(Regularization)항과 데이터 구동 항으로 이루어지며, 구동 항은 물체의 경계에서 에너지함수가 가장 크고, 정규화 항은 정보가 변함이 없는 지역에서 에너지함수에 영향을 준다. 이러한 성질을 갖는 기울기 벡터장  $V_{GVF}$ 은 아래의 식 (2.12)와 같이 Euler 방정식의 해를 구함으로써 유도할 수 있다.

$$\begin{aligned} \mu \nabla^2 u_x - (u_x - f_x) (f_x^2 + f_y^2) &= 0, \\ \mu \nabla^2 v_y - (v_y - f_y) (f_x^2 + f_y^2) &= 0, \end{aligned} \quad (2.12)$$

여기서  $\nabla^2$ 는 라플라시안 연산자이고 초기벡터는  $u_x^{(0)} = \partial f(x, y) / \partial x$ ,  $v_y^{(0)} = \partial f(x, y) / \partial y$ 이다. 영상의 픽셀  $I(x, y)$ 의 경사도가 일정한 영역에서는  $f(x, y)$ 의 기울기 값은 0이므로  $u_x$ 와  $v_y$ 는 라플라시안 방정식에 의해서 결정된다.

곡선의 정렬 항은 곡선이 진행되는 법선벡터 방향과 영상의 에지 영역을 나타내는 기울기 벡터장의 방향을 가급적 일치시킴으로서 동적곡선이 개체의 윤곽선에 가까워지도록 만드는 역할을 수행한다. 따라서

이러한 정렬 항에 의한 속도함수  $F_A$ 는 다음의 식 (2.13)으로 주어진다.

$$F_A = \text{sign}(\langle V_{GVF}, \nabla\phi \rangle) \text{div}(V_{GVF}), \quad (2.13)$$

여기서 기호  $\langle, \rangle$ 는 두 벡터의 내적을 의미하고,  $\text{div}(V_{GVF})$ 는 영상의 기울기 벡터장이 정의된 공간의 한 점에서 장의 퍼짐의 정도를 측정한다.

**2.2.2. 확률분포 항(Probability distribution term)** 두 번째는 영역정보를 기반으로 하는 확률 분포 항은 각 픽셀의 밝기 값들에 대한 가우시안 확률밀도함수를 이용하여 곡선의 내부와 외부의 차이에 따라 값을 부여하여 영상을 분할하는 항이다. 영상에서 곡선  $C$ 에 의해 정의된 영역의 내부( $\Omega_1$ )와 외부( $\Omega_2$ )의 픽셀들에서 정의된 밝기 값들을 서로 독립으로 가정하면 결합 확률은 다음 식 (2.14)과 같이 표현할 수 있다.

$$p(I|\{\Omega_1, \Omega_2\}) = p(I|\Omega_1)p(I|\Omega_2) = \prod_{w \in \Omega_1} p_1(I(w)) \prod_{w \in \Omega_2} p_2(I(w)), \quad (2.14)$$

여기서 영상에 대한 최적의 분할은 다음 식 (2.15)와 같이 정의되는 에너지함수를 최소화함으로써 수행할 수 있다.

$$E(C(\Omega_1, \Omega_2)) = - \left( \int_{\Omega_1} \log p_1(I(w))dw - \int_{\Omega_2} \log p_2(I(w))dw \right). \quad (2.15)$$

또한 위의 에너지 함수는 다음의 레벨 셋 형식으로 표현할 수 있다

$$E(\phi) = - \left( \int_{\Omega} H(\phi(w)) \log p_1(I(w))dw - \int_{\Omega} (1 - H(\phi(w))) \log p_2(I(w))dw \right), \quad (2.16)$$

여기서  $H(\bullet)$ 은 Heaviside 함수로서 다음과 같이 표현하여  $z \geq 0$ 이면 1이고 아니면 0이며,  $\delta(\bullet)$ 는 Heaviside 함수의 미분 값으로 정의한다.

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0, \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases} \quad \text{and} \quad \delta(z) = \frac{d}{dz} H(z).$$

식 (2.16)의  $\phi$ 에 대한 Euler-Lagrange 전개식은 다음과 같고,

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi(w))(\log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w))). \quad (2.17)$$

$\delta(\phi)$ 를  $|\nabla\phi|$ 로 대체하면 다음과 같이 얻을 수 있다.

$$\phi_t = |\nabla\phi(w)|(\log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w))). \quad (2.18)$$

영상의 그레이 함수 값을 모델링하기 위해 일반적으로 사용되는 가우시안분포를 이용한 각 영역의 밀도 함수 항은 다음 식 (2.19)와 (2.20)으로 표현할 수 있다.

$$p_1(I(w)) = (2\pi\sigma_1^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_1^2}(I(w) - \mu_1)^2\right), \quad (2.19)$$

$$p_2(I(w)) = (2\pi\sigma_2^2)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_2^2}(I(w) - \mu_2)^2\right). \quad (2.20)$$

이때 곡선의 확률함수 항은 동적곡선이 그레이 함수 값이 서로 다른 영역을 구분하도록 움직이게 만들어야 하며 이것은 식 (2.16)에서 정의된 에너지 함수 값을 최소로 하도록 동적곡선을 유도해야한다. 따라서 이러한 동적곡선에 대한 속도함수  $F_{GP}$ 는 다음과 같이 확률밀도 함수의 수식으로 표현된다.

$$F_{GP} = \log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w)). \quad (2.21)$$

**2.2.3. 정칙 항(Regularity term)** 세 번째 항은 최단길이를 갖는 동적곡선 항으로 잡음에 민감하지 않도록 평균 곡률을 이용함으로써 곡선을 부드럽게 해주는 정칙 항이다. 정칙 항에 대한 속도함수  $F_S$ 는 레벨 셋 함수형식으로 쓰면 다음 식 (2.22)와 같다.

$$F_S = k_I \left( \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right). \quad (2.22)$$

위의 식에서 속도함수는 곡선의 유연성을 조절하기 위하여 사용자가 관리하며 경계 근처에서 곡선의 움직임을 서서히 떨어지게 하고, 객체와의 경계선에서 멈추게 해주는 정지 상수  $k_I$ 를 곱해준다. 정지 상수  $k_I$ 는 다음의 식 (2.23)으로 표현한다.

$$k_I = \frac{1}{1 + |\nabla(G * I)|}, \quad (2.23)$$

여기서  $G * I$ 는 가우시안 필터링으로 결합한 영상이다. 위의 식으로부터 알 수 있는 것은 영상의 기울기 값이 크면 클수록  $k_I$ 의 값은 0에 가까워진다. 즉, 식 (2.23)에서 분모의 값은 영상 기울기가 갑자기 변하는 부분을 제외하고는 모두 0 값을 갖게 된다는 것을 의미한다. 따라서  $k_I$ 는 경계 부분으로부터 먼 곳 즉 기울기의 값의 변화가 거의 없는 영역에서는 1에 가까운 값을 갖게 되고, 추출 대상 영역의 에지 부분에서 점차 속도를 감소시킴으로써 경계에 도달하는 것을 감지 할 수 있으며, 곡선 전개가 종료 된다. 따라서 최종적으로 본 논문에서 제안한 동적곡선의 속도함수  $F$ 는 앞에서 설명한 세 가지의 항을 결합하여 구성되며 최종 식은 다음의 식 (2.24)와 같다.

$$F = \alpha F_{GVF} + \beta F_{GP} + \gamma F_S, \quad (2.24)$$

여기서

$$\begin{aligned} F_{GVF} &= \text{sign}(\langle V_{GVF}, \nabla \phi \rangle) \text{div}(V_{GVF}), \\ F_{GP} &= \log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w)), \\ F_S &= k_I \left( \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right). \end{aligned}$$

마지막으로 앞에서 정의한 속도함수  $F$ 를 기반으로 영상분할에 적용한 레벨 셋 방정식  $\phi_t$ 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \phi_t &= \left( \alpha(\text{sign}(\langle V_{GVF}, \nabla \phi \rangle) \text{div}(V_{GVF})) \right. \\ &\quad \left. + \beta(\log p_1(I(w)) - \log p_2(I(w))) + \gamma \left( k_I \left( \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \right) |\nabla \phi|, \end{aligned} \quad (2.25)$$

여기서  $\alpha$ ,  $\beta$ 와  $\gamma$ 는 적절한 가중치로 정의해주고 합은 1이 되도록 한다. 본 논문에서 제안하는 방법은  $\alpha$ ,  $\beta$ 와  $\gamma$ 의 특성에 따라 다양한 영상에 적용이 가능한 장점을 갖는다. 가중치의 정도에 따른 차이점은 그림 3.3에서 확인할 수 있다.

### 3. 실험 및 결과분석

본 논문에서는 의료영상의 정확한 분할실험을 위하여 만들어진 인공영상과 실제 의료기기를 통하여 촬영된 뇌 MR 영상을 사용하여 제안된 영상분할 알고리즘의 동작을 실험하였고, 모든 실험은 MATLAB 프로그램을 이용하여 실시하였다. 먼저 그림 3.1은 기울기 벡터장의 특징을 보여주기 위한 그림이다.

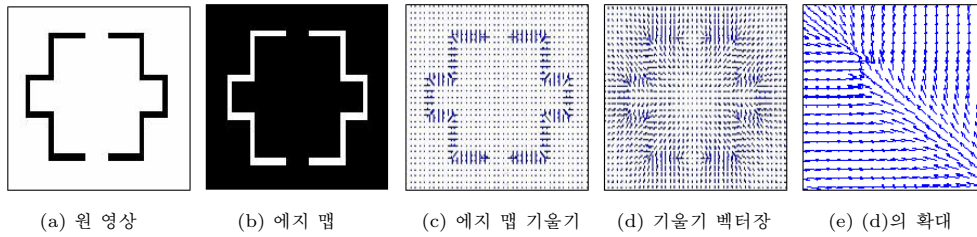


그림 3.1. 영상의 기울기 벡터장

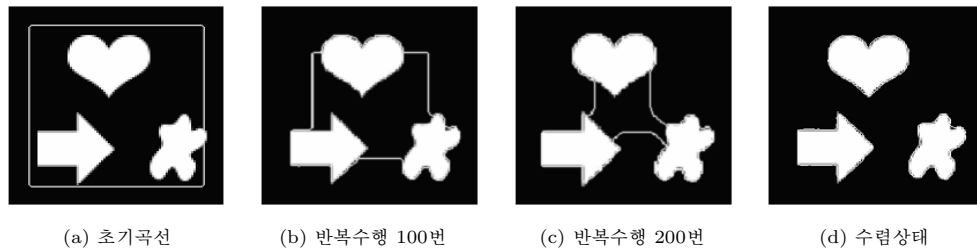


그림 3.2. 객체분할을 위한 레벨 셋의 반복 수행과정

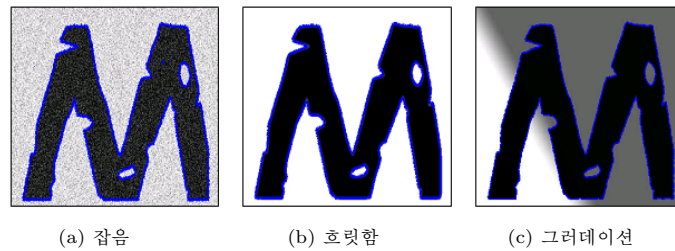


그림 3.3. 제안한 레벨 셋 방법을 이용한 분할 결과

(b)의 에지 맵은 (a)의 원 영상에서 이진화를 수행해서 나온 결과이고, (c)는 영상의 기울기를 계산한 벡터성분을 화살표로 나타낸 것이다. (d)는 기울기 벡터장의 성분을 화살표로 나타낸 것으로 객체의 경계부분에서는 성분의 크기가 최대가 되고 변화가 없는 영역에서 크기가 작은 것을 알 수 있다. (e)는 (d)의 기울기 벡터장에서 모서리 부분을 확대한 것이다.

다음으로 그림 3.2는 객체 분할을 위하여 초기 레벨 셋이 반복 수행하는 과정을 거쳐서 개체의 윤곽선에 점점 가까워지고 있는 모습을 그림으로 보여준다. 보이는 영상에서 가장자리의 사각형의 곡선은 초기에 주어지는 레벨 셋 곡선으로 시간이 경과함에 따라 속도함수에 의해 초기곡선이 객체를 향해 움직이는 과정을 보여주고 있다.

세 번째로 그림 3.3은 인공영상에 대하여 잡음(noise)과 흐릿함(blur) 그리고 그라데이션(gradation)의 영향을 주어서 제안하는 속도함수를 이용한 레벨 셋 방법으로 분할을 실시한 결과를 보여준다. 주어진 실험결과로부터 객체의 배경에서의 심한 변화가 있는 경우에서도 객체의 분할결과가 좋은 것을 알 수 있다. 특히 객체의 경계선에 약간의 파임이 있는 부분과 객체안의 구멍 부분도 잘 찾아내는 것을 확인할 수 있었다. (a)의 잡음의 대한 결과는 식 (2.25)에서  $\alpha$ 의 가중치를 높였을 때 얻을 수 있었다. (b)는  $\beta$ 의 가중치를 높여주고, (c)는  $\alpha, \beta$ 와  $\gamma$ 를 비슷한 가중치를 주었을 때 얻을 수 있었다.

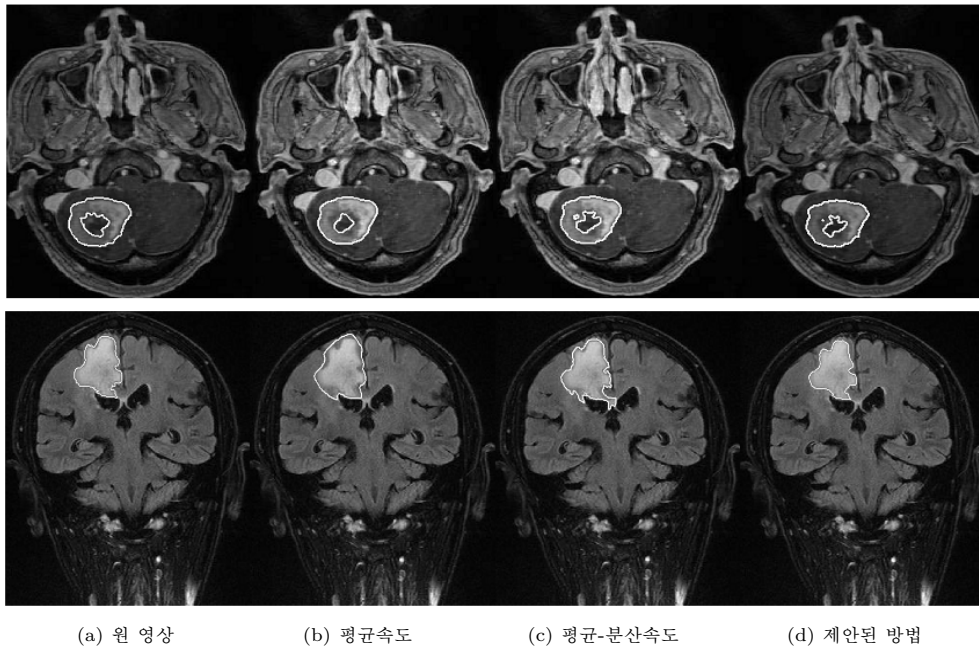


그림 3.4. 실제 뇌 영상의 종양 분할 결과

다음의 그림 3.4는 실제 의료기기를 통하여 촬영된 뇌 영상으로  $512 * 512$ 픽셀의 크기를 갖는 영상에 대한 실험결과이다. 이 실험에서는 MR의 뇌 영상에서 종양을 찾아내는 분할의 결과를 비교하였다. 그림 3.4(a)는 실제 분할되어야 하는 종양의 영역을 나타낸다. (b)는 평균속도(Mean speed) 방법 (Chan과 Vese, 2001)으로 영역의 범위를 정하는 레벨 셋의 곡선을 경계로 평균값을 이용하여 객체영역과 배경영역을 구분하는 방법이고, (c)는 평균-분산속도(Mean variance speed) 방법 (Rousson과 Deriche, 2002)으로 레벨 셋의 곡선을 경계로 내부와 외부의 영역에 대하여 각각 평균과 분산을 이용하는 방법이다. 본 논문에서 이들 방법과 제안된 속도함수를 갖는 레벨 셋 방법의 실험결과는 정확도를 이용하여 비교하였다. 정확도를 계산하기 위한 계산식은 다음과 같다 (Loog과 Ginneken, 2006).

$$\text{정확도(accuracy)} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)}, \quad (3.1)$$

여기서 TP는 종양을 종양으로 인식한 결과이고, TN는 종양이 아닌 영역을 아닌 것으로 인식한 것이다. FP는 종양인 것을 아닌 것으로 인식하고, FN은 종양이 아닌 것을 종양으로 인식한 것이다. 첫 번째 줄의 실험결과에서 (b)를 제외한 (c)와 (d)의 속도함수들은 도넛형태의 종양에서 안쪽의 구멍부분의 들쭉날쭉한 부분의 경계까지도 잘 분할해내는 것을 확인할 수 있었다. 두 번째 줄의 실험결과에서는 제안된 속도함수 (d)만이 종양의 위치를 정확하게 분할해내는 것을 확인할 수 있었다. 이는 첫 번째 줄의 영상에서는 종양과 주변의 픽셀 값이 확연하게 차이가 나는 것을 눈으로 확인할 수 있지만, 두 번째 줄의 영상에서는 종양의 부위와 주변영역의 픽셀의 값이 크게 차이가 나지 않기 때문에 경계선정보와 영역정보 두 가지를 반영하는 제안된 속도함수가 더 우수한 결과를 보이는 것을 알 수 있다.

표 3.1은 식 (3.1)을 이용하여 속도함수간의 결과를 비교한 결과이다. 수치로 나타낸 결과의 정확성에서도 제안된 속도함수의 방법이 가장 높은 것을 알 수 있다.



표 3.1. 실제 뇌종양의 분할결과의 정확도 비교

	평균속도함수	평균-분산 속도함수	제안된 속도함수
첫 번째 영상	0.9992	0.9995	0.9995
두 번째 영상	0.9951	0.9981	0.9993

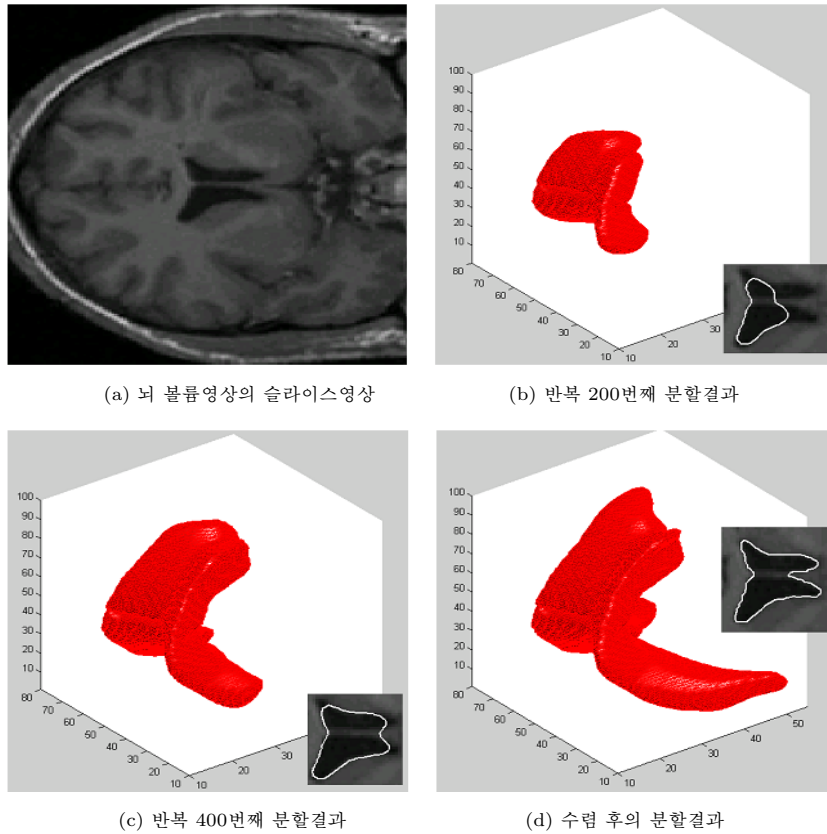
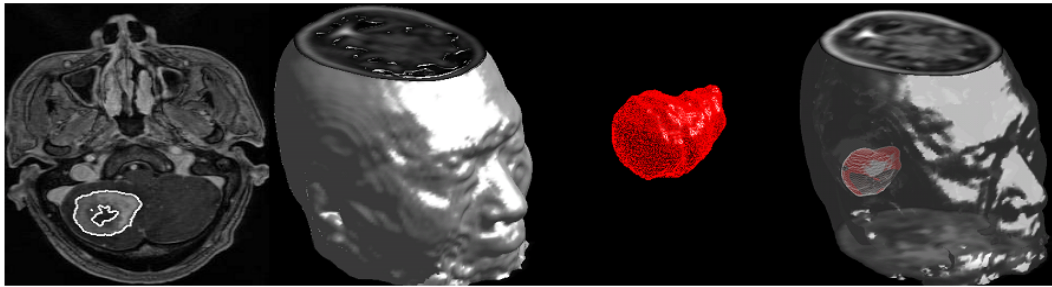


그림 3.5. 제안한 레벨 셋 방법을 이용한 뇌적수의 3차원 분할 결과

다음의 그림 3.5는 3차원 볼륨 뇌 MR영상에서 뇌적수 부분에 대하여 제안한 속도함수를 이용하여 분할하는 과정을 보여주는 결과이다. 그림 3.5(a)는 200장의 뇌 영상볼륨 중에서 120번째에 해당하는 슬라이스영상이다. (b)와 (c)는 3차원 볼륨영상의 분할과정을 반복횟수에 따라 보여주고, 하단의 2차원영상은 3차원 볼륨영상의 분할 진행과정 중 특정 슬라이스의 분할과정을 보여준다. 그림 3.6(a)는 3차원 뇌 볼륨 영상을 렌더링 기법을 사용하여 삼차원으로 가시화한 결과이고, (b)는 이 중에서 특정한 슬라이스 영상에 대한 뇌종양의 분할을 수행한 결과이다. (c)는 3차원 분할을 통하여 추출된 뇌종양의 결과이다. (d)는 (a)의 렌더링결과에 분할된 뇌종양을 합하여 볼륨영상을 렌더링한 영상으로 세로축의 중앙 쪽에 덩어리로 보이는 것이 중앙으로서 볼륨에서도 실제로 보이는 위치에 자리 잡고 있다. 이와 같은 3차원 볼륨을 통한 정확한 분할의 결과를 시각화하여 보여줌으로써 실제 환자의 진단에 많은 도움이 될 것으로 여겨진다.



(a) 뇌 단면 영상

(b) 뇌 볼륨영상

(c) 분할된 종양 볼륨

(d) 분할된 종양 위치

그림 3.6. 실제 뇌 영상의 볼륨과 분할된 종양의 시각화

### 3.1. 결론

본 논문에서는 의료영상의 분할을 위해 기존에 사용되고 있는 레벨 셋 방법과 기울기 벡터장의 방법들을 개선하여 새로운 속도함수를 제안하였다. 기존의 방법들이 영역정보나 경계선정보를 각각 사용하던 것과는 다르게 새롭게 제안한 속도함수는 영역정보와 경계선정보를 함께 사용하는데, 영역정보를 위해서는 확률밀도함수를 이용하여 서로 다른 영역의 차이를 이용하였고, 경계선정보를 위해서는 외력을 사용하는 기울기 벡터장을 이용하였다. 실험의 결과는 기존 방법들에 비해 다양한 변화를 준 인공영상이나 실제 의료영상에서도 더욱 정확한 분할결과를 보여주는 것을 확인할 수 있었다.

### 참고문헌

- Chan, T. F. and Vese, L. A. (2001). Active contours without edges, *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**, 266–277.
- Chuang, C. H. and Lie, W. N. (2004). A downstream algorithm based on extended gradient vector flow field for object segmentation, *IEEE Transactions On Image Processing*, **12**, 1379–1392.
- Jayadevappa, D., Srinivas, K. S. and Murty, D. S. (2009). A new deformable model based on level sets for medical image segmentation, *IAENG International Journal of Computer Science*, **36**.
- Loog, M. and Ginneken, B. V. (2006). Segmentation of the posterior ribs in chest radiographs using iterated contextual pixel classification, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, **25**, 602–611.
- Osher, S. and Sethian, J. A. (1988). Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations, *Journal of Computational Physics*, **79**, 12–49.
- Rousson, M. and Deriche, R. (2002). Variational framework for active and adaptive segmentation of vector valued images, *Proceeding of IEEE Workshop on Motion and Video Computing*.
- Sethian, J. A. (1999). Level Set Methods and Fast Marching Methods: Evolving Interfaces in Computational Geometry, Fluid Mechanics, *Computer Vision, and Materials Science*, 2nd Edition, Cambridge University Press.
- Xu, C. and Prince, J. (1995). Snake, shapes, and gradient vector flow, *IEEE Transactions On Image Processing*, **7**, 359–369.
- Xu, C. and Prince, J. (1997). Gradient vector flow: A new external force for snake, *Proceeding of IEEE Computer Society Conference On Computer Vision And Pattern Recognition*.

# Image Segmentation Using Level Set Method with New Speed Function

Sunworl Kim<sup>1</sup> · Wanhyun Cho<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Statistics, Chonnam National University

<sup>2</sup>Department of Statistics, Chonnam National University

(Received April 2010; accepted March 2011)

---

## Abstract

In this paper, we propose a new hybrid speed function for image segmentation using level set. A new proposed speed function uses the region and boundary information of image object for the exact result of segmentation. The region information is defined by the probability information of pixel intensity in a ROI(region-of-interest), and the boundary information is defined by the gradient vector flow obtained from the gradient of image. We show the results of experiment for an various artificial image and real medical image to verify the accuracy of segmentation using proposed method.

Keywords: Medical image segmentation, level set method, hybrid speed function, gradient vector flow.

---

---

This work was supported by National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korean Government(MEST) (KRF-2010-0013757).

<sup>1</sup>Corresponding author: Doctorial Candidate, Department of Statistics, Chonnam National University, 300 Yongbond-Dong, Buk-Gu, Gwangju 122-807, Korea. E-mail: sunworl@gmail.com